

Deep Neural Network を用いた株式売買戦略の構築

Construction of stock trading strategy using Deep Neural Network

和田裕貴*1 長尾智晴*2
Yuki Wada Tomoharu Nagao

*1*2 横浜国立大学大学院環境情報学府

Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

In recent years, Deep Neural Network (DNN) is raising the remarkable achievements in the field of image recognition and speech recognition. In addition, DNN has been also made an attempt to apply the time-series data, there is a research of stock price prediction. However, it is said that only to predict the stock price and change direction is insufficient to build a stock trading strategy. In this paper, we proposed the method to determine automatically from the time-series data such as stock prices by DNN when and how many stocks you should buy and sell.

1. はじめに

近年、進化計算や機械学習などの各種工学的手法を用いた株価予測や売買戦略構築の研究が活発に行われている。しかし、株価などの経済時系列は投資家心理や海外市場の指標などの様々な要因が複雑に絡み合っているため、非線形性が強く、予測は非常に困難である。一方、ニューラルネットワーク (NN) を発展させた Deep Learning (DL) と呼ばれる手法が画像認識や音声認識などの分野で、その高いパターン認識性能の高さを示して [Krizhevsk+ 12], [Hinton+ 12] 非常に注目されている。また DL を株価時系列データに適用しようという試み [Chao+ 11], [Shen+ 15] も行われている。これらの研究では数日間の株価やテクニカル指標から翌日から一定期間の株価を予測している。しかし、株価を予測するだけでは我々はいつどのタイミングで株を売買すれば良いかは判断することはできない。また、株式売買をする上で重要な購入・売却する株式数も考慮することはできない。そのため、売買戦略を構築するためには株価を予測するだけでは不十分であると言える。また、一般的に NN では入力となる変数は予測の精度に重要な影響を与える。しかし、[Chao+ 11], [Shen+ 15] のような研究で入力変数とされるテクニカル指標は株価の動きやトレンドによって有効性が異なるとされている。例えば移動平均線や MACD は株価が一定の方向に動き続けるトレンドを持ったときに有効とされ、RSI やストキャスティクスのようなオシレータ系の指標は株価が一定の幅で上下するときに有効とされる。テクニカル指標は有効な期間以外ではダマシと呼ばれる間違った売買シグナルを発してしまう。そのため、期間によっては入力するテクニカル指標はノイズとなってしまう安定した予測ができないと考えられる。

本研究では以上の課題を解決するために、入力するテクニカル指標を変えた Deep Neural Network (DNN) を複数構築する。そしてそれらを株価の動きによって適切に重み付けし、使い分ける方法を提案する。また、従来では考慮されてこなかった購入・売却する際の株式数を自動で決定する方法を提案する。

2. 提案手法

2.1 DNN を用いた株式売買戦略の構築

売買戦略とは、いつどのタイミングで株を売買し、株をどの程度売買するかを決定するものである。本研究では売買戦略を DNN を用いることによって構築する。DNN への入力は過去一定期間の株価とテクニカル指標とする。出力は (i) クラス分類、(ii) 回帰、の2つのいずれかによって様々なものが考えられる。売買タイミングは DNN の出力によって決定する。 t 日目の株価を P_t 、テクニカル指標を TI_t とすると売買戦略の概要は以下ようになる。

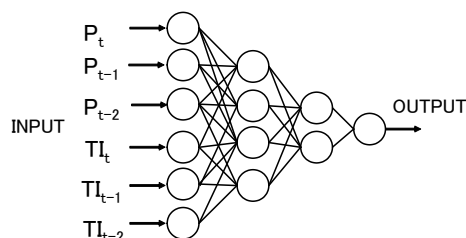


図 1: DNN の概要

2.2 複数の DNN による売買戦略の使い分け

第 1 章でテクニカル指標は株価やトレンドによって有効な指標が異なることを述べた。そのため、DNN を用いた売買をする期間において入力とするテクニカル指標が有効ではない場合、入力したテクニカル指標がノイズとなってしまう DNN の精度が落ちてしまうと考えられる。そこで本研究では入力するテクニカル指標を変えた DNN を複数構築しておき、それらを適切に重み付けすることによって複数の DNN を使い分ける方法を提案する。これによって、常に株価の動きやトレンドに合ったテクニカル指標を入力とした DNN を用いた売買を行うことができるのではないかと考えている。

本研究では、各 DNN で構築された売買戦略に対する重みを“信頼度”と定義する。信頼度は DNN で構築された売買戦略によってどの程度利益が見込めるかを示す。そのため、信頼度が高い売買戦略はそれによって高い利益が得られる可能性が高いということである。

2.3 信頼度による売買株数の決定

1つのDNNにより構築された売買戦略で購入・売却の際の株式数はその売買戦略の信頼度によって決定される。具体的には信頼度が高い戦略では多くの株を売買し、信頼度が低い戦略では売買する株式数を低く抑える。これによってローリスク・ハイリターンな売買戦略を構築できるのではないかと考えている。

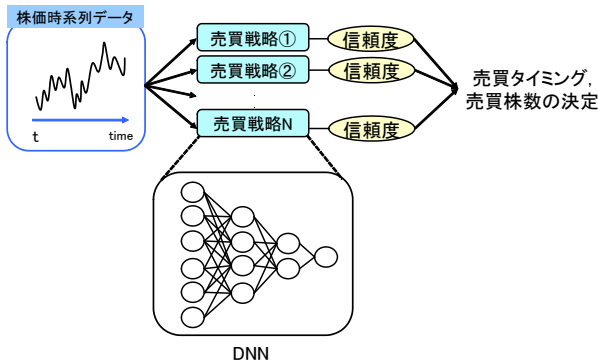


図 2: 重み付けした複数の DNN を用いた売買

3. 実験

本論文ではひとつの DNN を用いてひとつの売買戦略を構築する実験を行った。本実験では DNN をクラス分類と回帰を用いた場合の2つの売買戦略を構築した。DNN への入力はこちらの場合も共通して過去一定期間の株価をウィンドウを1日ごとにずらしながら入力していく。使用したデータは 2079 銘柄の 2000 年～2010 年の日足の株価（終値）を利用した。

3.1 クラス分類

3.1.1 学習

DNN でクラス分類を行う学習を行う場合、入力されるデータにクラスのラベルが付き教師データが必要である。入力は過去 60 日間の株価、 $P_t \sim P_{t-60}$ とし、出力は t 日目の株価から $t+5$ 日目の株価への変動率が +5% ならば「買い」、-5% ならば「売り」、それ以外ならば「何もしたくない」のラベルをつける。作成した教師データの 2000 年～2009 年までのデータを訓練データ、2009 年～2010 年までのデータをテストデータとして学習を行った。

3.1.2 クラス分類による売買戦略

クラス分類を用いた売買の際には、1日ごとにウィンドウをずらしながら DNN に株価を入力していく。DNN の出力が「買い」ならば現在の所持金で買えるだけの株を買い、「売り」ならば現在保持している株を全て売却する。「何もしたくない」ならば何もせずに次の日に移る。

3.2 回帰

3.2.1 学習

入力はクラス分類の場合と同様である。出力は t 日目の株価から $t+5$ 日目の株価への変動率である。訓練期間とテスト期間はクラス分類のときと同様である。

3.2.2 回帰による売買戦略

回帰を用いた売買の際には、DNN の出力の値によって売買の判断を行う。学習した DNN は 5 日後の株価変動率を回帰するので出力が大きいかほど株価が上がり、出力が小さいほど株価が

下がる可能性が高い。そのため2つのしきい値 bth, sth を設定することで売買の判断を行う。本実験では DNN の出力が bth を超えたら「買い」、 sth を下回ったら「売り」とした。しきい値はそれぞれ $bth = 0.05$, $sth = -0.05$ とした。

4. 実験結果

学習させた DNN を用いて売買シミュレーションを行った。期間は 2009 年～2010 年、2079 銘柄で行った。評価は各モデルで売買したときの平均収益率で行う。テクニカル指標の1つである RSI を用いて単純に売買を行ったものと比較した。

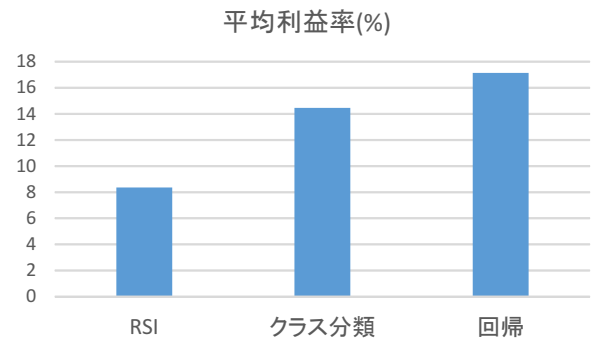


図 3: 売買シミュレーションの結果

5. まとめ

RSI を用いて単純に売買するより DNN を用いて売買戦略のほうが高い利益を出すことができた。図 3 からクラス分類より回帰による売買戦略のほうが収益率が高いことがわかる。これはクラス分類において「何もしたくない」クラスの多様性が多いため、うまく学習ができていなかったため、利益に繋がらなかったのではないかと考えられる。しかし、回帰では変動率を直接予測するため、学習がうまくいったものと考えられる。信頼度により重み付けした複数の DNN を用いた売買戦略の構築は口頭発表までに実験する予定である。

参考文献

- [Krizhevsk+ 12] Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks." Advances in neural information processing systems. 2012.
- [Hinton+ 12] Hinton, Geoffrey, et al. "Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups." Signal Processing Magazine, IEEE 29.6 (2012): 82-97.
- [Chao+ 11] Chao, J., Shen, F. and Zhao, J.: Forecasting exchange rate with deep belief networks, 2011 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), pp. 1259-1266(2011)
- [Shen+ 15] Shen, Furao, Jing Chao, and Jinxi Zhao. "Forecasting exchange rate using deep belief networks and conjugate gradient method." Neurocomputing 167 (2015): 243-253.